

涡扇发动机故障诊断中粒子滤波改进方法

卢俊杰, 黄金泉, 鲁峰

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘要:针对标准粒子滤波算法诊断步数多且诊断结果噪声水平高的问题,提出伪协方差和自适应似然分布结合的改进粒子滤波算法。该算法通过使用伪协方差代替了粒子集协方差,保证采样得到的粒子能够更真实地反映突变情况,减少诊断步数;通过对似然分布自适应调整,增加其与先验分布的重叠区域,提高抽样率,增加有效粒子数,降低诊断结果噪声水平。发动机健康参数估计仿真结果表明:与标准粒子滤波算法相比,改进的粒子滤波算法能使诊断速度提高约27%,诊断精度提高约38%,有效地减少了突变故障的诊断步数,并显著降低了诊断结果的噪声水平。

关键词:故障诊断;粒子滤波;伪协方差;自适应似然分布;涡扇发动机

中图分类号: V235.13

文献标识码: A

doi: 10.13477/j.cnki.aeroengine.2020.02.007

Improved Method of Particle Filter in Turbofan Engine Fault Diagnosis

LU Jun-jie, HUANG Jin-quan, LU Feng

(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: An improved particle filter algorithm combining pseudo covariance and adaptive likelihood distribution was proposed for standard particle filter algorithms with multiple steps and high noise level of diagnostic results. By replacing the particle set covariance with pseudo covariance, the algorithm ensured that the sampled particles could reflect the mutation more realistically and reduce the number of diagnostic steps. By adaptive adjustment of the likelihood distribution, the overlapping area with the prior distribution was increased, the sampling rate and the effective particle number were increased, and the noise level of the diagnosis result was reduced. The simulation results of engine health parameter estimation show that compared with the standard particle filter algorithm, the improved particle filter algorithm can improve the diagnostic speed by about 27% and the diagnostic accuracy by about 38%, which effectively reduces the number of diagnosis steps of sudden faults and significantly reduces the noise level of the diagnostic results.

Key words: fault diagnosis; particle filter; pseudo covariance; adaptive likelihood distribution; turbofan engine

0 引言

涡扇发动机结构复杂,工作环境恶劣,属于1种故障多发系统。据统计,涡扇发动机气路部件故障占涡扇发动机总体故障的90%以上,因此,实时检测发动机健康状况并进行气路性能分析是提高发动机安全可靠的重要途径^[1-3]。发动机气路部件的效率变化系数、流量变化系数等健康参数是发动机气路故障的状态特征,会直接导致转速、温度、压力等发动机测量参数的变化,因此发动机气路部件故障诊断主要采用特定的算法根据测量参数的变化来估计出健康参数^[4],

从而分析发动机气路部件的健康状况。发动机故障诊断方法主要有基于模型(如最小二乘法^[5],卡尔曼滤波方法^[6]),基于数据(如神经网络^[7],支持向量机^[8])和基于知识(如专家系统)的方法。随着发动机部件级模型的精度以及计算机速度的提高,基于模型的故障诊断方法在工程实际中得到了广泛的研究和应用。

卡尔曼滤波算法受限于线性高斯系统,一些改进的卡尔曼算法^[9-10]虽然适用于非线性问题,但依然依赖于高斯噪声的假设^[11]。而粒子滤波算法适用于含非高斯噪声的非线性系统,于是有学者提出使用粒子滤

收稿日期: 2019-04-09 **基金项目:** 国家自然科学基金(51276087)、江苏省研究生科研创新计划(KYCX170281)、南京航空航天大学博士学位论文创新与创优基金(BCXJ17-02)资助

作者简介: 卢俊杰(1993),男,在读博士研究生,研究方向为航空发动机故障诊断;E-mail: 757018750@qq.com。

引用格式: 卢俊杰,黄金泉,鲁峰.涡扇发动机故障诊断中粒子滤波改进方法[J].航空发动机,2020,46(2):41-46. LU Junjie, HUANG Jinquan, LU Feng. Improved method of particle filter in turbofan engine fault diagnosis[J]. Aeroengine, 2020, 46(2): 41-46.

波算法进行气路部件健康参数的估计,并取得较好效果^[12]。标准粒子滤波用于发动机故障诊断主要存在以下2方面问题:(1)标准粒子滤波直接采用先验分布作为重要性密度函数^[13],没有结合最新观测值,导致在突变故障下,需要诊断步数多;(2)发动机健康参数的维度高,滤波器的抽样率低,同时出于实时性考虑,粒子数少,所以有效粒子数少,导致诊断结果噪声水平高,估计精度低。

本文针对粒子滤波应用于突变故障诊断时诊断步数多和诊断结果噪声水平高的问题,通过引入伪协方差与自适应调整似然分布尾部的平坦程度,提出使用伪协方差和自适应似然分布结合的1种改进粒子滤波方法。

1 标准粒子滤波算法

粒子滤波是1种基于递推贝叶斯估计和蒙特卡罗积分的统计滤波方法,其主要思想是:首先,由系统状态向量的经验条件分布在状态空间中产生1组随机的粒子;其次,根据新的观测值调整粒子的位置和权值;最后,通过调整后的粒子信息修正最初的条件分布^[14]。实质即为根据粒子及其权值组成的离散随机测度来近似状态的后验概率分布,且这种近似会随着粒子的数目趋于无穷多时收敛于真实后验概率分布。

考虑如下的非线性系统

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k) + \omega_k \\ z_k &= h(x_k, u_k) + v_k \end{aligned} \quad (1)$$

式中: x_k 、 u_k 、 z_k 分别为 k 时刻的状态量、控制量和观测值; ω_k 、 v_k 分别为 k 时刻的过程噪声和观测噪声; $f(\cdot)$ 、 $h(\cdot)$ 分别为状态转移函数和观测函数。

k 时刻目标状态 x_k 的后验概率分布 $p(x_k|z_1, \dots, z_k)$ 可以用 $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 来描述,其中 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 是权值分别为 $\{w_k^i\}_{i=1}^N$ 的粒子集, N 为采样粒子数。设归一化权值为 $\tilde{w}_k^i$,即 $\sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i = 1$,则 k 时刻系统状态的后验概率分布近似离散加权为

$$p(x_k|z_1, \dots, z_k) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (2)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数; w_k^i 为重要性权值,其递推公式为

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)} \quad (3)$$

标准粒子滤波算法的重要性密度函数选择为最容易实现的先验概率密度

$$q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i|x_{k-1}^i) \quad (4)$$

则重要性权值递推公式约简为

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k|x_k^i) \quad (5)$$

由归一化权值加权求和得状态的最优估计值

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i x_k^i \quad (6)$$

2 改进粒子滤波算法

高斯粒子滤波是标准粒子滤波的1种实现方法,通过高斯密度函数来逼近状态后验概率分布^[15],基本思想是利用反映粒子平均数值水平的数学期望和反映粒子离散程度的协方差进行递推来简化粒子集的更新过程。本节在高斯粒子滤波实现方法的基础上,提出1种改进的粒子滤波算法。该方法结合发动机健康参数估计的特点,引入伪协方差的代替协方差,以期减少突变故障诊断步数;另外通过对似然分布自适应调整,以期降低诊断结果噪声水平。

2.1 伪协方差

在发动机故障诊断中,在无突变故障发生的情况

下,粒子加权均值 $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i x_k^i$ 基本稳定,可以近似认为 $\hat{x}_k \approx \hat{x}_{k-1}$ 。粒子集的协方差 Σ_k 为

$$\Sigma_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i (\hat{x}_k - x_k^i)(\hat{x}_k - x_k^i)^T \quad (7)$$

定义粒子集伪协方差 $\tilde{\Sigma}_k$ 的概念

$$\tilde{\Sigma}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i (\hat{x}_{k-1} - x_k^i)(\hat{x}_{k-1} - x_k^i)^T \quad (8)$$

当发动机无突变故障发生时,有如下近似 $\hat{x}_k \approx \hat{x}_{k-1}$

且 $\tilde{\Sigma}_k \approx \Sigma_k$,用伪协方差代替协方差不影响估计结果。假设第 j 个发动机健康参数发生突变故障且其他健康参数无突变故障,则 $\hat{x}_k$ 相对 $\hat{x}_{k-1}$ 第 $j+2$ 个元素突变,其中 x 由2个状态变量和8个健康参数组成。归一化权值 $\tilde{w}_k^i$ 大的粒子 x_k^i 必然聚集在 $\hat{x}_k$ 附近,则 $(\hat{x}_{k-1} - x_k^i)$ 的第 $j+2$ 个元素突变,于是 $\tilde{\Sigma}_k$ 的对角线上第 $j+2$ 个元素显著大于其他元素。下一时刻从 $N(x_k|\hat{x}_k, \tilde{\Sigma}_k)$ 中抽样获得的粒子比从 $N(x_k|\hat{x}_k, \Sigma_k)$ 中获得的粒子的第 $j+2$ 个元素波动更加剧烈,而其他元素的波动程度基本保持

为无突变故障情形。因此 $N(x_k | \hat{x}_{k-1}, \tilde{\Sigma}_k)$ 中抽样获得的粒子与真实情形更为吻合, 可以更快地估计出突变故障。

2.2 自适应似然分布

在似然分布位于转移先验分布尾部或者观测模型具有高精度时^[10], 很多样本由于归一化权重很小而成为无效样本, 过低的抽样率会导致粒子滤波失败, 增大粒子数是其解决方法之一, 但随之而来的巨大计算量使该方法在工程应用中无法实现。

发动机故障诊断需要估计多个健康参数, 高维度必然导致似然分布处于转移先验分布尾部, 如图 1 所示。从图中可见, 很少的粒子位于 B 处, 绝大部分粒子位于 A 处成为无效粒子。同时受实时性限制, 粒子总数少, 所以滤波器有效粒子数低, 诊断结果的噪声水平高。针对该问题, 本节通过对似然分布进行自适应调整以提高抽样率, 使之尾部更为平坦, 增加先验和似然的重叠区, 降低诊断结果的噪声水平。改变似然函数的分布就是改变粒子权值的分布, 所以只需对标准粒子滤波算法的权值更新作自适应改进。

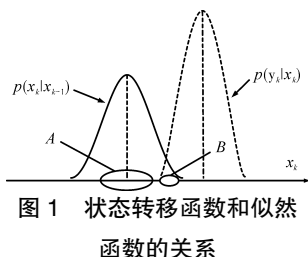


图1 状态转移函数和似然函数的关系

各粒子权值更新 $w_k^i = p(z_k | x_k^i)$ 后, 记录最大权值 $w_k^{i_{w-\max}}$ 、最小权值 $w_k^{i_{w-\min}}$, 对应粒子的序号 $i_{w-\max}$ 、 $i_{w-\min}$ 及量测残差

$$\begin{aligned}\Delta z_k^{i_{w-\max}} &= z_k - h(x_k^{i_{w-\max}}) \\ \Delta z_k^{i_{w-\min}} &= z_k - h(x_k^{i_{w-\min}})\end{aligned}\quad (9)$$

$\Delta z_k^{i_{w-\max}}$ 与 $\Delta z_k^{i_{w-\min}}$ 之间的欧式距离为

$$L_{\max} = (\Delta z_k^{i_{w-\max}} - \Delta z_k^{i_{w-\min}})^T (\Delta z_k^{i_{w-\max}} - \Delta z_k^{i_{w-\min}}) \quad (10)$$

每个粒子残差为 $\Delta z_k^i = z_k - h(x_k^i)$, 其与最大权值粒子残差的欧式距离为

$$L_i = (\Delta z_k^i - \Delta z_k^{i_{w-\max}})^T (\Delta z_k^i - \Delta z_k^{i_{w-\max}}) \quad (11)$$

权值改进公式为

$$\tilde{w}_k^i = (w_k^i)^\kappa + (w_k^{i_{w-\max}})^\kappa \sin(\pi L_i / 2L_{\max}) \beta / N \quad (12)$$

式中: β 为比例因子, 根据权值离散水平进行调整; κ 为挤压因子。根据权值数值水平进行调整, 取 $\beta \in (0.6, 1.5)$, $\kappa \in (0.3, 0.9)$ 。

2.3 改进算法实现

将先验密度函数作为重要性密度函数, 即

$q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i)$, 改进粒子滤波器实现步骤如下:

- (1) 从 $N(x_{k-1}^i | \hat{x}_{k-1}, \tilde{\Sigma}_{k-1})$ 中抽样获得 $\{x_{k-1}^i\}_{i=1}^N$;
- (2) 从重要密度函数 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)$ 采样得到以 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 表示的粒子;

- (3) 计算各粒子的权值

$$w_k^i = p(z_k | x_k^i) \quad (13)$$

- (4) 根据权值改进公式(12)对权值进行改进得到 $\tilde{w}_k^i$;

- (5) 将各粒子的权值归一化

$$\tilde{w}_k^i = \frac{\tilde{w}_k^i}{\sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i} \quad (14)$$

- (6) 求状态估计值 $\hat{x}_k$ 和粒子集伪协方差 $\tilde{\Sigma}_k$

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i x_k^i \quad (15)$$

$$\tilde{\Sigma}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i (\hat{x}_{k-1} - x_k^i)(\hat{x}_{k-1} - x_k^i)^T \quad (16)$$

3 发动机气路故障的粒子滤波诊断

为了表示故障发生后部件性能的变化程度, 引入旋转部件的效率变化系数 ΔS_{Ei} 和流量变化系数 ΔS_{Wi} ^[17]

$$\Delta S_{Ei} = \frac{\eta_i}{\eta_i^*} - 1, \Delta S_{Wi} = \frac{W_i}{W_i^*} - 1 \quad (17)$$

式中: η_i 、 W_i 为部件的实际效率和流量; η_i^* 、 W_i^* 为部件效率和流量的理想值。

健康参数选为风扇、压气机、高压涡轮和低压涡轮的效率和流量的变化系数^[18], 共 8 个, 定义为

$$\Delta h = [\Delta S_{E1}, \Delta S_{W1}, \Delta S_{E2}, \Delta S_{W2}, \Delta S_{E3}, \Delta S_{W3}, \Delta S_{E4}, \Delta S_{W4}]^T \quad (18)$$

将其推广到发动机状态中, 则

$$x = [N_L, N_H, \Delta S_{E1}, \Delta S_{W1}, \Delta S_{E2}, \Delta S_{W2}, \Delta S_{E3}, \Delta S_{W3}, \Delta S_{E4}, \Delta S_{W4}]^T \quad (19)$$

式中: N_L 、 N_H 分别为低、高压转子转速; ΔS_{E1} 、 ΔS_{E2} 、 ΔS_{E3} 、 ΔS_{E4} 分别为风扇、压气机、高压涡轮、低压涡轮效率变化系数; ΔS_{W1} 、 ΔS_{W2} 、 ΔS_{W3} 、 ΔS_{W4} 分别为风扇、压气机、高压涡轮、低压涡轮流量变化系数; 上标 T 表示将行向量转换为列向量的变换, 涉及的控制量有: W_{fb} 为燃油量, A_s 为尾喷管面积。

基于非线性模型的气路部件故障诊断原理如图 2 所示。通过发动机的输出值与模型预测值之间的残

表 5 多故障模式下估计值及标准差 %				
参数	标准粒子滤波		改进粒子滤波	
	Δh	σ_h	Δh	σ_h
ΔS_{E1}	-3.97	0.46	-4.01	0.35
ΔS_{W1}	-0.07	0.38	-0.04	0.29
ΔS_{E2}	-0.02	0.53	0.05	0.40
ΔS_{W2}	-1.93	0.57	-1.92	0.34
ΔS_{E3}	-0.06	0.82	-0.10	0.46
ΔS_{W3}	-0.03	0.43	-0.04	0.24
ΔS_{E4}	-0.04	0.44	-0.01	0.20
ΔS_{W4}	-0.02	0.42	-0.01	0.22
均值		0.51		0.31

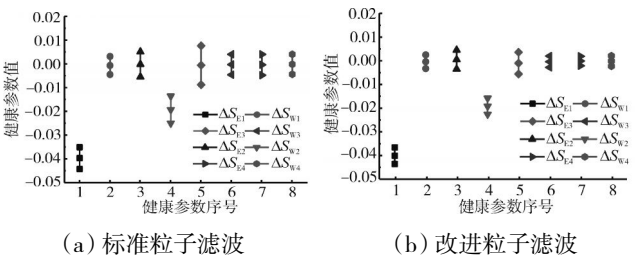


图 4 多故障模式诊断结果

在表 3、5 中 Δh 和 σ_h 均为 20 次运行的均值,而 σ_h 的均值为 8 个健康参数的标准差的均值,综合体现诊断结果噪声水平。图 3、4 中每个健康参数对应的 3 个点分别为 $\Delta h - \sigma_h, \Delta h, \Delta h + \sigma_h$, 图中线段长度反映该健康参数估计值的噪声水平。

由于改进粒子滤波采用更能反映突变情况的伪协方差代替协方差阵,抽样得到的粒子能够更快地逼近真实值,从表 2、4 中可见,突变故障诊断步数明显减少,2 种故障模式下诊断步数均减少约 27%; 另外由于采用自适应的似然分布函数,提高了先验分布和似然分布的重叠区域,增加了有效粒子数,从表 3、5 中可见,诊断结果噪声水平显著下降,在 2 种故障模式下,估计结果的平均标准差均降低约 39%。从图 3、4 中可见,改进粒子滤波器的 8 个维度的健康参数诊断结果噪声水平明显下降,估计值更接近真实值。由于改进粒子滤波在故障诊断速度和诊断结果噪声水平这 2 个方面的改善,综合估计误差明显减小,从表 2、4 中可见,2 种故障模式下 R_{MSE} 均减小约 38%。

5 结论

标准粒子滤波算法在发动机故障诊断领域有着广泛应用,但该算法存在着突变故障诊断步数多以及诊断结果噪声水平高的问题,本文提出使用伪协方差和自适应似然分布结合的 1 种改进粒子滤波方法。在

发动机故障诊断中的仿真验证表明,相比于标准粒子滤波算法,改进方法能在相同粒子数的前提下,显著减小诊断的均方根误差,并且减少突变故障的诊断步数。综合考虑单故障模式和多故障模式,改进算法能使诊断速度提高约 27%,诊断精度提高约 38%。优越的性能表明,该改进粒子滤波方法可以进一步推广应用于发动机故障诊断系统中。

参考文献:

[1] Urban A L. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring [J]. Journal of Engineering for Power,1972,10 (2): 400-406.

[2] Jaiwon S. The NASA aviation safety program: overview [R].NASA-TM-2000-209810.

[3] Link C. Recent advancements in aircraft engine health management (EHM) technologies and recommendations for the next step[R]. ASME 2005-GT-68625.

[4] Kobayashi T,Simon D L. Application of a bank of kalman filters for aircraft engine fault diagnostics[R]. NASA-TM-2003-212526.

[5] Dorel D L. Interpretation of weight-least-squares gas path analysis results[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines Power,2005,125(3): 624-633.

[6] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960,82(Series D):35-45.

[7] 王修岩,李萃芳,高铭阳,等. 基于 SVM 和 SNN 的航空发动机气路故障诊断[J]. 航空动力学报, 2014,29(10):2493-2498.

WANG Xiuyan, LI Cuifang, GAO Mingyang, et al. Fault diagnosis of aeroengine gas path based on SVM and SNN [J]. Journal of Aerospace Power, 2014,29(10):2493-2498.(in Chinese)

[8] LU Feng,HUANG Jinquan,QIU Xiaojie. Application of multioutputs LSSVR by PSO to the aeroengine model [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2009,20(5):1153-1158.

[9] Simon D. A comparison of filtering approaches for aircraft engine health estimation [J]. Aerospace Science and Technology,2008,12: 276-284.

[10] Borguet S,Leonard O. Comparison of adaptive filters for gas turbine performance monitoring [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics,2010,234(7):2202-2212.

[11] 黄金泉,陈煜,周浩文,等.基于 QPSO 粒子滤波的航空发动机突变故障诊断[J].南京航空航天大学学报, 2014,46(4):494-500.

HUANG Jinquan,CHEN Yu,ZHOU Haowen,et al. QPSO particle filter based abrupt fault diagnostics for gas turbine engine [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics,2014,46 (4): 494-500.(in Chinese)

[12] LU Feng,HUANG Jinquan,LYU Yiqiu. Gas path health monitoring for a turbofan engine based on a nonlinear filtering approach [J]. Engines,2013,6(1):492-513.

- [13] Ozkan E, Smidl V, Saha S, et al. Marginalized adaptive particle filtering for nonlinear models with unknown time-varying noise parameters [J]. *Automatica*, 2013, 49(6): 1566–1575.
- [14] 王法胜, 鲁明羽, 赵清杰, 等. 粒子滤波算法[J]. *计算机学报*, 2014, 37(8): 1679–1694.
- WANG Fasheng, LU Mingyu, ZHAO Qingjie, et al. Particle filtering algorithm[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2014, 37(8): 1679–1694. (in Chinese)
- [15] 刘伟, 张冰. 非高斯环境下基于 GPF 算法的目标跟踪[J]. *火力与指挥控制*, 2008, 33(2): 69–72.
- LIU Wei, ZHANG Bing. GPF-based target tracking in non-gaussian environment. 2008, 33(2): 69–72. (in Chinese)
- [16] 朱志宇. 粒子滤波算法及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010: 19–27.
- ZHU Zhiyu. Particle filter algorithm and its application [M]. Beijing: Science Press, 2010: 19–27. (in Chinese)
- [17] Simon D L, Garg S. Optimal tuner selection for kalman filterbased aircraft engine performance estimation[R]. NASA-TM-2010-216076.
- [18] 崔文斌, 叶志峰, 彭利方. 基于信息融合遗传算法的航空发动机气路故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2015, 30(5): 1275–1280.
- CUI Wenbin, YE Zhifeng, PENG Lifang. Aero-engine gas path fault diagnosis based on genetic algorithm of information fusion [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2015, 30(5): 1275–1280. (in Chinese)
- [19] Jonathan A, Jonathan S, Dean K. A modular aeropropulsion system simulation of a large commercial aircraft engine [R]. NASA-TM-2008-215303.

(编辑: 刘 静)